

上市公司财务困境预测模型的再比较

胡援成 田满文*

摘要 本文将中国上市公司因财务状况异常而被特别处理(ST)作为企业陷入财务困境的标志,采用主成分分析方法确定模型变量,并利用多元判别分析、Logistic回归和改进型BP神经网络三种方法进行财务困境预测。比较其预测结果发现,BP神经网络模型的预测准确率明显优于多元判别分析和Logistic回归模型,而后两者的判别效果接近,可见改进型BP神经网络模型更适合于企业财务困境预测。但三种模型的长期预警能力均不够理想,需要建立以定量模型为主、定性分析为辅的上市公司财务困境预测方式,以提高预测的准确性。

关键词 财务困境,多元判别分析(MDA),Logistic回归,改进型BP神经网络

一、研究现状及意义

财务危机是企业经营失败的具体体现,研究上市公司陷入财务困境的原因并建立完善有效且可操作的预警模型不仅具有理论意义,而且具有实际意义。凭借科学的预警模型,上市公司可以及时预防和化解财务危机并提高危机预警管理的科学性;借贷者(银行)可以避免贷款的高风险;投资者可以获得财务风险的警示;政府监管机构可以更有效、更科学地进行市场监管,维护市场稳健运行。

最早提出企业财务预警分析模型的是Beaver(1966),随后许多学者从事该领域的研究,在研究方法上也不断完善和改进。其中,具有划时代意义的是Beaver(1966)和Altman(1968,1977)提出的Z-Score判别模型,以及Martin(1977)和Ohlson(1980)等提出的逻辑/概率回归模型。Zavgren(1985)等学者使之进一步深化。Aziz、Emanuel和Lawson(1988,1989)以现金流量模型为基础,提出公司的价值来自经营者、债权人、股东以及政府的现金流现值之和。他们根据破产公司与非破产公司配对数据的分析,发现在破产前五年内,两类公司的经营现金流量均值和现金支付所得税均值有显著差异。据统计,目前对财务困境分析用得最多的方法是多元线性判别分析方法和逻辑回归方法。近年来,国外已开始尝试用新的方法进行财务困境

* 江西财经大学金融学院。通讯作者及地址:胡援成,南昌市江西财经大学金融学院,330013;电话:(0791)3816996;E-mail:hu-yc@163.com。本文为国家自然科学基金资助项目“我国企业资本结构与风险控制研究”[项目批准号:70262001]的阶段性研究成果。

预测并取得了一些初步成果,如运用各种神经网络模型,以试图克服以往方法的缺陷。同时,一些学者试图探讨企业财务危机的经济理论基础,从非均衡理论、期权定价模型和契约理论对财务危机进行分析和预测,并取得了一定的成果。

国内由于市场经济体制和证券市场出现较晚等原因,在这方面的研究相对滞后。陈静(1999)以1998年的27家ST公司和27家非ST公司为样本,使用了1995—1997年的财务报表数据,进行了单变量分析和多元线性判定分析,在单变量判定分析中,发现流动比率与负债比率的误判率最低;在多元线性判定分析中,发现由负债比率、净资产收益率、流动比率、营运资本/总资产、总资产周转率等6个指标构建的模型,在ST发生的前3年能较好地预测ST公司。张玲(2000)以120家公司为研究对象,使用其中60家公司的财务数据估计二类线性判别模型,并使用另外60家公司进行模型检验,发现模型具有超前4年的预测结果。高培业、张道奎(2000)采用29个财务指标,运用多元判别分析方法建模,发现由留存收益/总资产、息税前收益/总资产、销售收入/总资产、资产负债率、营运资本/总资产构成的判别函数有较好的预测能力。吴世农、卢贤义(2001)以70家ST和70家非ST上市公司作为样本,采用盈利增长指数、资产报酬率、流动比率、长期负债/股东权益、营运资本/总资产、资产周转率等6个财务指标,比较了多元判别分析、线性概率模型和Logistic模型的预测效果,发现logistic模型的预测能力最强。由于目前的研究所选取的样本数量和样本时间各有不同,预测精度也有较大差异,在研究方法上大多沿用传统的判别分析方法和Logistic回归方法,这些都是直接或间接地依赖于线性函数来建立模型,往往不能很好地拟合复杂的实际数据。马喜德(2003)引入BP神经网络模型来增加预测精度,在国内做了一个较好的尝试。本文亦尝试采用改进型BP神经网络模型,以求提高拟合精度,借助多种模型比较来选择更好的预警方法,以供企业、银行、政府及债权人决策之用。

二、实证研究的思路及方法

本文以上市公司被ST作为企业经营失败的界定标准,这也是上市公司陷入财务困境的标志。本文先对ST公司的类型和阶段进行划分,然后分析企业财务预警的相关模型。再就所选取的因财务状况异常而被ST的所有上市公司进行分析,经初选获得150个财务困境企业样本,剔除非正常且数据缺省的公司,最终获得83个财务困境企业样本。同时,根据行业和规模配比原则另外选取了83个正常企业作为配对样本。在此基础上,我们选取了涵盖长(短)期偿债能力、营运效率、盈利能力、风险水平、发展能力、资本结构六大类共52个财务指标,通过主成分分析方法筛选模型的预测变量,并最终获

得 16 个主成分变量用于财务困境预测。最后，将神经网络技术应用到中国上市公司的财务困境预测，并将其和多元判别分析模型、Logistic 回归模型进行比较研究。本文提出了以定量模型为主、以定性分析为辅进行财务困境预测的新观点。

需要指出的是，尽管学术界对财务预警模型进行了持续性的研究，但迄今为止人们尚无法准确确定预警模型应包括的财务变量。因此，在选择预测变量时，人们只能以判别率的高低作为标准，进行大量的“搜索工作”，在若干种不同模型、变量组合、样本组合和估计技术组合中寻找判别能力最好的预测模型。本文尝试建立三种判别模型（MDA、Logistic 回归模型、神经网络模型）来预测财务危机并比较其判别效果，以确定最佳的预测模型。

三、上市公司财务困境分析变量的选取

（一）样本设计和数据处理

本文以沪深两市按行业板块分类的上市公司作为研究对象，数据来源于上海聚源数据投资分析系统。将公司因财务状况异常而被特别处理（ST）作为企业陷入财务困境的标志，选取 1998—2003 年间所有 ST 公司作为财务困境公司样本。

由于证监会是根据上市公司前两年的年报所公布的业绩判断其是否出现财务状况异常并决定是否要对其进行特别处理的，所以采用上市公司前两年的年报预测其是否会被 ST 显然会夸大模型的预测能力。因此，本文选择在上市公司被 ST 的前三年进行预测，判断其最终是否会陷入财务困境，即如果某上市公司在 2003 年被特别处理，我们采用 2000 年的年报数据进行预测。

为了剔除不同年份、行业和资产规模因素对财务困境预测的影响，我们根据以下原则按 1:1 的比例选择财务健康的上市公司作为配对样本：（1）研究期间一致，如财务困境企业采用的是 2000 年的数据，则财务正常公司也同样采用 2000 年的数据；（2）配对样本与财务困境企业行业类型相同或相近；（3）配对样本与财务困境企业的总资产规模相当；（4）排除纯 B 股的 ST 公司及存在严重假账的公司；（5）排除数据严重缺失或不合理的公司及两年内就被 ST 的公司；（6）排除因其他状况异常而被 ST 的公司。

据此，本文确定了 300 个研究样本，同时剔除了非正常的 ST 公司和数据缺省的公司。最后得到数据齐全且典型的样本总数为 166 个。定义组合 0 为财务困境公司，组合 1 为财务健康公司，估计样本 126 家（其中财务困境公司 63 家，财务健康公司 63 家），预测样本 40 家（其中财务困境公司 20 家，财务健康公司 20 家）。选取了涵盖长（短）期偿债能力、营运效率、盈利能力、风险水平、发展能力、资本结构六大类共 52 个财务指标，删除数据缺省

的变量后得到 26 个初始变量, 然后通过主成分分析法确定模型的预测变量。

表 1 初始变量表

销售毛利率 (%)(x_1)	主营业务利润率 (%)(x_2)	销售净利率 (%)(x_3)	成本费用利润率 (%)(x_4)	总资产收益率 (%)(x_5)	净资产收益率 (%)(x_6)	主营业务收入增长率 (%)(x_7)	营业利润增长率 (%)(x_8)	主营业务利润增长率 (%)(x_9)
税后利润增长率 (%)(x_{10})	净资产增长率 (%)(x_{11})	利润总额增长率 (%)(x_{12})	总资产增长率 (%)(x_{13})	应收账款周转率(次) (x_{14})	存货周转率(次) (x_{15})	固定资产周转率(次) (x_{16})	股东权益周转率(次) (x_{17})	总资产周转率(次) (x_{18})
流动比率(倍) (x_{19})	速动比率(倍) (x_{20})	超速动比率(倍) (x_{21})	利息保障倍数(倍) (x_{22})	股东权益与固定资 产比率 (%)(x_{23})	资产负债比率(% (x_{24})	固定资产比率(% (x_{25})	股东权益比率 (%)(x_{26})	

(二) 运用主成分法选取主成分

由于标准化处理后的变量 x_j ($1 \leq j \leq k$) 均值为零, 故主成分 z_j ($1 \leq j \leq k$) 的均值也为零, 从而由特征值可求得各主成分的贡献率及累计贡献率, 其中 a_j 是主成分 z_j 的贡献率, ta_1 是指主成分 z_1 至 z_k 的累计贡献率。

在构造上市公司财务失败预测模型之前, 先要设定希望主成分所包含总体信息的程度, 即累计贡献率。例如希望主成分提供总体 95% 以上的信息, 则对应的 Z_{\min} 为 S , 要求 $ta_1 \geq 95\%$ 。这样 S 个主成分便包含了原来指标 x_1 至 x_k 95% 以上的信息, 变量数也由 k 减为 S 个。

在确定选择 S 个主成分之后, 关键的一步是要对主成分做经济解释, 即要对各主成分赋予新的意义, 给出合理的解释, 这个解释应该根据主成分的计算结果结合定性分析进行。主成分是原始财务比率的线性组合。在这个线性组合中各变量的系数有大有小, 有正有负。一般而言, 线性组合中系数的绝对值大的财务比率表明其对该主成分的属性做出了较大的贡献, 若几个财务比率系数相当时, 则应认为这一主成分是这几个财务比率性质的综合。

现就样本的财务数据应用 SAS8.0 软件进行主成分分析, 首先得到的是各财务指标的相关系数表(数据表从略)。从表中可以看出: (1) 26 个财务指标基本上都呈正相关关系, 这说明 26 个财务指标基本符合同趋势化的要求。(2) 从相关系数的大小来看, 总资产收益率 (x_5) 与净资产收益率 (x_6) 的相关关系 (0.737)、税后利润增长率 (x_{10}) 与利润总额增长率 (x_{12}) 的相关关系 (0.783) 较高。这说明公司的盈利能力比率与经营发展能力比率的相关性较高。

其次, 在主成分分析中得到的是各主成分的特征值和贡献率(见表 2)。

表 2 主成分的特征值与贡献率

Component	Eigenvalue	Difference	Proportion	Cumulative
Z_1	4.54706	2.06962	0.174887	0.17489
Z_2	2.47744	0.31582	0.095286	0.27017
Z_3	2.16161	0.40841	0.083139	0.35331
Z_4	1.75320	0.04247	0.067431	0.42074
Z_5	1.71074	0.24124	0.065798	0.48654
Z_6	1.46949	0.12083	0.056519	0.54306
Z_7	1.34866	0.14603	0.051871	0.59493
Z_8	1.20263	0.11143	0.046255	0.64119
Z_9	1.09120	0.02719	0.041969	0.68315
Z_{10}	1.06400	0.15503	0.040923	0.72408
Z_{11}	0.90897	0.02052	0.034960	0.75904
Z_{12}	0.88845	0.07701	0.034171	0.79321
Z_{13}	0.81144	0.06432	0.031209	0.82442
Z_{14}	0.74713	0.05642	0.028736	0.85315
Z_{15}	0.69071	0.11211	0.026566	0.87972
Z_{16}	0.57860	0.10570	0.022254	0.90197
Z_{17}	0.47290	0.02995	0.018189	0.92016
Z_{18}	0.44295	0.05508	0.017036	0.93720
Z_{19}	0.38787	0.03845	0.014918	0.95212
Z_{20}	0.34941	0.04086	0.013439	0.96556
Z_{21}	0.30855	0.12901	0.011867	0.97742
Z_{22}	0.17954	0.03785	0.006905	0.98433
Z_{23}	0.14169	0.02097	0.005450	0.98978
Z_{24}	0.12073	0.04277	0.004643	0.99442
Z_{25}	0.07796	0.01088	0.002998	0.99742
Z_{26}	0.06707	0.02063	0.002580	1.00000

我们取累计贡献率 $t_a = 0.90197$ ，则 $s = 16$ ，即取前 16 个主成分来代替原来的 26 个财务比率。这 16 个主成分包含原来指标信息的 90.197%

最后，我们得到各主成分的因子得分系数表（见表 3）。

由表 3 我们可以得出原始财务比率的线性表达式及各主成分的经济意义：

(1) 在主成分 Z_1 中， X_4 、 X_5 、 X_6 的因子载荷量远大于其他财务比率的负荷量，所以， Z_1 主要由成本费用利润率、总资产收益率及净资产收益率解释，它代表企业的盈利能力；

(2) 同理，主成分 Z_2 主要由速动比率、总资产周转率解释，它代表企业的偿债能力与资产管理能力；

(3) 主成分 Z_3 主要由净资产增长率、总资产增长率及资产负债比率解释，它反映企业的成长能力与长期偿债能力；

(4) 主成分 Z_4 主要由流动比率、超速动比率解释，它反映企业的营运效率；

(5) 主成分 Z_5 主要由利润总额增长率、税后利润增长率及总资产增长率

表3 因子得分系数矩阵

变量	主成分	Z ₁	Z ₂	Z ₃	Z ₄	Z ₅	Z ₆	Z ₇
X ₁		0.040006	0.213542	-0.164688	-0.136130	-0.066485	-0.338360	0.370764
X ₂		0.241436	-0.145529	-0.141598	0.181353	-0.008651	-0.357851	0.017891
X ₃		0.324513	0.133024	-0.047783	0.020651	0.044879	-0.297765	-0.030983
X ₄		0.366681	0.126561	0.086583	0.079714	-0.003857	-0.244324	-0.148238
X ₅		0.353487	0.171683	-0.163367	-0.134460	0.009074	-0.049368	-0.139953
X ₆		0.361784	0.117807	0.094663	-0.105692	-0.190778	-0.020840	-0.212714
X ₇		0.086360	-0.044980	0.182419	-0.150089	0.274360	0.072692	0.171848
X ₈		0.119954	-0.056564	-0.072300	-0.078576	0.037129	0.139698	0.288053
X ₉		0.137304	-0.109949	0.263088	-0.136924	0.264814	0.072972	0.107615
X ₁₀		0.200821	0.095194	0.153611	-0.175615	-0.382153	0.332198	0.079798
X ₁₁		0.159044	-0.097280	0.371023	-0.145377	0.307665	-0.016179	-0.018619
X ₁₂		0.269823	0.072534	0.145520	-0.157375	-0.391976	0.310981	0.073841
X ₁₃		0.126164	-0.058568	0.353421	-0.162518	0.334545	-0.064655	-0.002090
X ₁₄		0.071794	-0.144965	0.047588	-0.029630	-0.211889	0.121552	-0.016609
X ₁₅		0.120374	-0.223638	0.095338	-0.134355	-0.042530	-0.168180	0.389284
X ₁₆		0.165530	-0.132770	-0.189453	-0.019680	0.120832	0.020712	0.198839
X ₁₇		0.117274	-0.239301	-0.199017	-0.014226	0.169855	0.256212	-0.157923
X ₁₈		0.209933	-0.370815	-0.091404	0.166128	0.008976	0.219154	0.077234
X ₁₉		0.063567	0.099009	0.232819	0.540088	0.053841	0.231696	0.094559
X ₂₀		0.137045	0.434103	-0.149389	0.173901	0.234163	0.225053	0.219150
X ₂₁		0.243444	0.146371	-0.206596	0.322489	0.250216	0.175267	-0.069769
X ₂₂		0.102294	0.073660	0.019168	-0.091602	-0.072897	-0.104503	-0.288201
X ₂₃		-0.083327	0.322844	0.354553	0.194876	-0.004881	-0.025558	-0.112145
X ₂₄		0.022143	0.208748	-0.366640	-0.363515	0.191282	0.216154	0.039758
X ₂₅		0.188833	-0.392050	-0.121878	0.172092	-0.052666	-0.016505	-0.232410
X ₂₆		0.094583	-0.039958	0.050740	0.284195	-0.220630	-0.117528	0.450401

(续表)

变量	主成分	Z ₆	Z ₉	Z ₁₀	Z ₁₁	Z ₁₂	Z ₁₃	Z ₁₄	Z ₁₅	Z ₁₆
X ₁		-0.110155	0.218012	0.104793	0.114408	0.430194	0.170416	0.088982	0.075858	0.220268
X ₂		-0.177695	-0.056805	-0.105062	0.014438	0.348400	-0.162214	-0.017844	0.110241	0.256778
X ₃		-0.209579	0.171121	0.186887	-0.065104	-0.060116	0.054788	-0.129281	-0.038420	-0.167885
X ₄		-0.152541	0.096990	0.081616	-0.032738	-0.144731	-0.040517	-0.152074	-0.076946	-0.210487
X ₅		0.233344	-0.093380	-0.018783	-0.058350	-0.130107	-0.071026	0.033939	-0.110670	-0.038117
X ₆		0.109041	0.101144	0.010025	0.048480	-0.188418	0.022596	-0.092667	-0.069399	-0.049856
X ₇		-0.284912	0.193338	0.348250	-0.135984	-0.423317	-0.064284	0.230606	0.415018	0.200019
X ₈		0.085385	-0.045999	0.251574	0.716301	-0.108121	-0.440207	-0.153420	-0.179287	0.088975
X ₉		0.162734	-0.086281	-0.074441	-0.283103	0.160575	-0.231881	-0.550526	0.298994	0.181470
X ₁₀		-0.197928	0.013760	-0.289248	0.065496	0.083741	0.060791	0.072000	0.154292	0.087553
X ₁₁		0.062460	-0.153911	-0.148165	0.098493	0.32212	-0.030352	0.035657	-0.076114	-0.228554
X ₁₂		-0.170466	-0.006551	-0.085557	-0.019519	0.106070	-0.011529	0.071532	0.038643	0.044952
X ₁₃		-0.047427	-0.108711	0.004815	0.217541	0.112073	0.260265	0.434061	-0.098427	-0.134278
X ₁₄		0.074323	-0.206926	0.611995	-0.391110	0.307375	-0.235886	0.197009	-0.269815	-0.057502
X ₁₅		0.158191	-0.108701	-0.160301	-0.140709	-0.278039	0.342118	-0.168330	-0.430388	0.211407
X ₁₆		0.202809	0.327026	-0.340365	-0.264616	-0.072278	-0.370667	0.417447	-0.169259	0.082125
X ₁₇		0.036480	0.522179	-0.070136	0.067254	0.214273	0.004290	-0.088486	0.009131	-0.278299
X ₁₈		0.044766	0.143962	0.190689	-0.018692	0.049293	0.345025	-0.092323	-0.027238	0.150476
X ₁₉		0.091001	0.251311	0.127489	0.061634	0.075620	0.228464	-0.059005	-0.117695	0.075181
X ₂₀		0.061227	-0.204751	0.029682	-0.112252	0.020404	0.065655	0.068293	-0.056788	0.041570
X ₂₁		-0.091134	-0.321195	-0.159280	0.008384	-0.022641	-0.036517	0.118930	0.062041	0.118769
X ₂₂		0.651714	0.053015	0.138476	0.142472	0.038296	0.158736	0.179579	0.324394	0.312632
X ₂₃		0.018581	0.179305	-0.037567	-0.033383	0.079152	-0.178305	-0.081496	-0.179777	0.250271
X ₂₄		0.007655	-0.081576	0.108318	-0.065735	0.120011	0.246702	-0.200629	0.026451	-0.101354
X ₂₅		-0.174434	-0.300128	-0.022144	0.110887	-0.049603	0.072545	0.040238	0.104687	0.161826
X ₂₆		0.287252	-0.118365	-0.013812	-0.007496	-0.045886	-0.013417	0.039913	0.406726	-0.524548

解释,它反映企业的盈利能力与发展能力;

(6)主成分 Z_6 主要由主营业务利润率、销售毛利率及税后利润增长率解释,它反映企业的盈利能力;

(7)主成分 Z_7 主要由股东权益比率及存货周转率解释,它反映企业的偿债能力与资产管理能力;

(8)主成分 Z_8 主要由利息保障倍数、股东权益比率解释,它反映企业的风险水平与偿债能力;

(9)主成分 Z_9 主要由股东权益周转率、固定资产周转率解释,它反映企业的资产管理能力;

(10)主成分 Z_{10} 主要由应收账款周转率及主营业务收入增长率解释,它反映企业的资产管理能力与成长能力;

(11)主成分 Z_{11} 主要由营业利润增长率、主营业务利润增长率解释,它反映企业的主营业务盈利能力与成长能力;

(12)主成分 Z_{12} 主要由主营业务收入增长率、销售毛利率及主营业务利润率解释,它反映企业的主营业务盈利能力;

(13)主成分 Z_{13} 主要由营业利润增长率、总资产周转率、存货周转率及固定资产周转率解释,它反映企业的资产管理能力;

(14)主成分 Z_{14} 主要由主营业务利润增长率、总资产增长率及固定资产周转率解释,它反映企业的成长能力;

(15)主成分 Z_{15} 主要由主营业务收入增长率、存货周转率及股东权益比率解释,它反映企业的成长能力与资产管理能力;

(16)主成分 Z_{16} 主要由股东权益比率、股东权益周转率解释,它反映企业的资本结构与偿债能力。

(三) 变量检验与筛选

我们以上述方法得到的 16 个主成分作为新的变量,采用逐步判别分析方法筛选自变量。

1. 组均值相等的检验

为了比较 16 个主成分财务指标在不同组合中的均值是否相等,我们进行了均值相等的检验。结果如表 4 所示。

表 4 组均值相等的检验结果

变量	组 0		组 1		Wilks' λ	F	df1	df2	Sig.
	均值	标准差	均值	标准差					
Z_1	-1.2607	2.31791	0.8269	1.26904	0.765	28.220	1	92	0.000
Z_2	0.1485	1.22360	-0.2111	1.59304	0.984	1.526	1	92	0.220
Z_3	0.4273	0.90003	-0.2455	1.73900	0.941	5.742	1	92	0.019
Z_4	0.0632	0.99773	-0.3933	1.34948	0.963	3.530	1	92	0.063

(续表)

变量	组 0		组 1		Wilks' λ	F	df1	df2	Sig.
	均值	标准差	均值	标准差					
Z ₅	-0.2244	0.92329	-0.1062	1.39349	0.997	0.240	1	92	0.025
Z ₆	0.1005	1.34329	-0.2409	0.92412	0.979	2.006	1	92	0.060
Z ₇	-0.1205	1.11573	0.4026	1.13050	0.948	5.082	1	92	0.027
Z ₈	0.1248	1.31975	0.0226	0.75649	0.998	0.205	1	92	0.052
Z ₉	-0.0056	0.85203	-0.0663	0.88944	0.999	0.114	1	92	0.036
Z ₁₀	-0.0809	0.83065	0.1170	1.24683	0.991	0.837	1	92	0.063
Z ₁₁	0.0675	0.63701	0.0271	1.06312	0.999	0.051	1	92	0.121
Z ₁₂	0.0365	0.88595	0.0473	0.94020	1.000	0.003	1	92	0.054
Z ₁₃	-0.0514	0.47404	0.1764	1.15547	0.983	1.633	1	92	0.004
Z ₁₄	-0.0185	0.47379	0.1951	1.24191	0.986	1.269	1	92	0.263
Z ₁₅	-0.0170	0.74669	-0.1185	0.76928	0.995	0.420	1	92	0.018
Z ₁₆	0.0542	0.87501	0.0002	0.72362	0.999	0.104	1	92	0.074

由表 4 可见，在 10% 的显著性概率水平上，Z₁、Z₃……Z₁₃ 个财务指标在两组样本的均值上存在显著差异。

2. 变量筛选

采用逐步判别分析对变量进行筛选。进入模型的判据一般是根据事先指定的 F 值及概率水平。只有当某个变量计算出的 F 值大于指定值时，该变量才能进入最终的判别方程。本文将 F 值对应的显著性概率定为 0.1。

表 5 变量检验表

	Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
Z ₈	1.000	18.080	
Z ₅	0.994	18.035	0.907
Z ₄	0.994	8.207	0.814
Z ₃	0.993	14.937	0.796
Z ₂	0.955	10.653	0.736

变量筛选过程见表 5，最后进入模型的预测变量是 Z₈、Z₅、Z₄、Z₃、Z₂。且 Z₂ 的 λ 值 (Lambda=0.736) 为最小，说明 Z₂ 在企业财务困境预测中更具有重要的作用，其次是 Z₃ 和 Z₄。

3. 多重共线性检验

为了避免多重共线性，本文采用容许度 (TOL) 和方差膨胀因子 (VIF) 对选定的 5 个变量进行了多重共线性检验。结果如表 6 所示：

表 6 多重共线性检验

	Z ₂	Z ₃	Z ₄	Z ₅	Z ₈
TOL	0.924	0.968	0.924	0.869	0.96
VIF	1.082	1.033	1.082	1.151	1.042

一般地，当 TOL 小于 0.1，或 VIF 大于 10 时，认为存在多重共线性，从表 6 可以得出，这些入选的变量并不存在多重共线性。

四、模型的预测与比较

现在我们选用多元判别分析(MDA)、Logistic回归分析和改进型BP神经网络三种方法进行财务困境预测并比较其预测效果。

(一) 多元判别分析模型

根据Fisher准则,要使判别得分最大限度地区分两类不同的总体,最后得到的线性判别函数必须是使得判别效率最大的判别变量线性组合 Z 。

根据Fisher的线性判别模型,我们可以计算出两类样本的均值 \bar{Z}_1 和 \bar{Z}_2 ,“判别点”则根据对称分类原则确定: $Z'=(\bar{Z}_1+\bar{Z}_2)/2$ 。

我们将每个公司的 Z 分值与判别点 Z' 进行比较,如果 $Z>Z'$ 则判为财务健康公司,反之则判为财务困境公司。应用SPSS11.5软件并运行MDA分析,得到模型分析结果如表7所示:

表7 标准化判别方程系数表

	Function
	1
Z_2	0.474
Z_3	-0.258
Z_4	-0.348
Z_5	-0.247
Z_8	0.404
(Constant)	0.121

表8 组重心非标准化方程系数表

	Function
Z	1
0.00	-0.797
1.00	0.866

由判别系数表7,我们可以得到线性判别函数:

$$Z = 0.121 + 0.474 \times Z_2 - 0.258 \times Z_3 - 0.348 \times Z_4 - 0.247 \times Z_5 + 0.404 \times Z_8.$$

从组重心系数表8可见,两个组合的平均 Z 分值分别为-0.797和0.866。因此,根据对称分类原则,判别点 $Z'=(\bar{Z}_1+\bar{Z}_2)/2=0.0345$,当把每一家公司的财务指标代入判别函数得到的 Z 分值大于0.0345时,则判定为财务健康公司,反之则为财务困境公司。判别结果如下(见表9):

表 9 多元判别分析的判别结果

原始值	估计样本				预测样本			
	预测值		合计	综合准确率 %	预测值		合计	综合准确率
	0	1			0	1		
计数	0	53	10	63	17	3	20	
	1	9	54	63	4	16	20	
百分比	0	84	16	100.0	85	15	100.0	82.5
	1	14.3	85.7	100.0	20	80	100.0	

将财务困境公司 (0) 误判为财务健康公司 (1) 的比例用 I 类错误率表示, 将财务健康公司 (1) 误判为财务困境公司 (0) 的比例用 II 类错误率表示。我们可以看出, 多元判别分析估计样本的 I 类错误率为 16%, II 类错误率为 14.3%, 综合准确率为 84.85%; 而预测样本的 I 类错误率为 15%, II 类错误率为 20%, 综合准确率为 82.5%。

(二) Logistic 模型

在 Logistic 模型中, 假设 X_i 是第 i 个公司的预测变量, α 和 β 为待估计参数, 公司 i 破产的概率可以由下式给出:

$$P(X_i, \beta) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}} \quad \text{或} \quad \ln \left[\frac{P}{(1-P)} \right] = \alpha + \beta X_i.$$

通过最大化对数似然函数 $\ln L(\alpha, \beta)$ 就可以估计出参数 α , β , 从而得出公司破产的概率 $P(X_i, \beta)$ 。我们选定 0.5 作为临界值, 破产概率超过 0.5 则判定为财务困境公司, 小于 0.5 则判定为财务健康公司。利用 SPSS11.5 软件并运行 logistic regression 分析, 所得结果如下: 从最终模型的拟合优度检验 (表 10) 可以看出, $-2LL$ 为 67.801, Cox & Snell R^2 和 Nagelkerke R^2 统计量分别为 0.484、0.646, 说明拟合效果比较好。而表 11 的 Hosmer and Lemeshow 统计量大于 0.1, 说明接受观测数据和预测数据之间没有显著差异的原假设。

表 10 Model Summary

Step	-2 Log Likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	67.801	0.484	0.646

表 11 Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	14.221	8	0.076

表 12 最终模型的统计量

	Variable	B	S. E.	Wald	df	Sig.
Step 3	Z_2	1.502	0.339	19.604	1	0.000
	Z_4	-0.785	0.234	11.278	1	0.001
	Z_5	-0.527	0.234	5.060	1	0.024
	Constant	-0.028	0.301	0.009	1	0.925

从表 12 我们得到 Logistic 模型的判别方程:

$$p = 1 / (1 + e^{-0.028 + 1.502 \times Z_2 - 0.785 \times Z_4 - 0.527 \times Z_5}).$$

根据上述概率方程, 算出的上市公司破产概率若超过 0.5 则判定为财务困境公司, 若小于 0.5 则判定为财务健康公司, 判别结果如下 (见表 13):

表 13 Logistic 回归模型的判别结果

原始值	估计样本				预测样本			
	预测值		合计	综合准确率 %	预测值		合计	综合准确率
	0	1			0	1		
计数	0	52	11	63	18	2	20	83
	1	9	54	63	5	15	20	
百分比	0	83	17	100	90	10	100	83
	1	14.3	85.7	100	25	75	100	

从表 13 我们可以看出, Logistic 回归模型估计样本的 I 类错误率为 17%, II 类错误率为 14.3%, 综合准确率为 84.35%; 而预测样本的 I 类错误率为 10%, II 类错误率为 25%, 综合准确率为 83%。

(三) 神经网络模型

人工神经网络是对生物神经网络系统的模拟, 其信息处理功能是由网络单元的输入输出特性 (激活特性)、网络的拓扑结构 (神经元的联接方式) 所决定的。人工神经网络对问题的求解方式与传统方法不同, 它是经过训练来解答问题的。训练一个人工神经网络是把同一系列的输入和理想的输出作为训练的“样本”, 根据一定的训练算法对网络进行足够的训练, 使得人工神经网络能够学会包含在“解”中的基本原理。当训练完成后, 该模型便可用来求解相同的问题。

1. BP 网络训练算法选择

Bp (Back Propagation) 网络即误差逆传播神经网络, 是实现映射变换的前馈网络中最常用的一类网络, 它是一种典型的误差修正方法, 具有理论上能逼近任意非线性连续函数的能力, 且结构简单, 易于编程, 在众多的领域得到了广泛的应用。BP 学习算法是利用最小二乘法, 采用梯度搜索技术, 以期使网络的实际输出值与期望输出值之间的误差均方值为最小。这种基于反向传播的前向式多层网络采用的算法是一种最速下降寻优算法, 算法的收敛速度很慢, 且容易陷入局部极小。因此, 为了提高训练速度, 避免陷入局部最小并提高概括能力, 本文采用附加动量法和自适应学习速率结合起来的方法。

改进型 BP 神经网络模型在进行神经网络的训练时, 为了防止网络陷入局部极小值, 采用了附加动量法。附加动量法使网络在修正其权值时, 不仅考虑误差在梯度上的作用, 而且考虑在误差曲面上变化趋势的影响。其作用如

同一个低通滤波器，它允许网络忽略网络上的微小变化特性。在没有附加动量时，网络可能陷入浅的局部极小值，利用附加动量的作用则有可能滑过这些极小值。附加动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性，有效地抑制网络陷于局部极小。该方法是在反向传播法的基础上在每一个权值的变化上加上一项正比于前次权值变化量的值，并根据反向传播法来产生新的权值变化。带有附加动量因子的权值调节公式为：

$$\Delta W_{ij}(K+1) = (1 - mc)\eta \delta_i X_j + mc \Delta W_{ij}(K),$$

其中， K 为训练次数； ΔW 为权值的增量； η 为学习速度； δ 为误差； X 为网络输入； mc 为动量因子，一般取 0.9 左右。

对一个特定的问题，要选择适当的学习速率比较困难。因为小的学习速率导致较长的训练时间，而大的学习速率可能导致系统的不稳定。而且，对训练开始初期功效较好的学习速率不见得对后来的训练合适。为了解决这个问题，在网络训练中采用自动调整学习速率法即自适应学习速率法。自适应学习速率法的准则是：检查权值的修正值是否真正降低了误差函数，如果确实如此，则说明所选取的学习速率值小了，可以对其增加一个量；若不是这样，而产生了过调，那么，就应该减小学习速率的值。下面给出了一种适应学习速率的调整公式。公式为：

$$\eta(K+1) = \begin{cases} 1.05(K) & SSE(K+1) < SSE(K), \\ 0.7\eta(K) & SSE(K+1) > 1.04 SSE(K), \\ \eta(K) & \text{其他.} \end{cases}$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (Y_i - Y'_i)^2 \quad (i = 1, \dots, n)$$

其中： η 为学习速度， K 为训练次数， SSE 为误差函数， Y_i 为学习样本的输出值， Y'_i 为网络训练后 Y_i 的实际输出值， n 为学习样本的个数。

2. 实验设计

我们采用改进型 BP 神经网络模型进行训练，输入层的输入变量为主成分的预测变量： Z_1, Z_2, \dots, Z_{16} 共 16 个节点，输出层 2 个节点，输出的信号“0”代表财务困境公司，“1”代表财务健康公司；隐层节点数按如下公式计算： $n_1 = \sqrt{n+m} + a$ 或 $n_1 = \log_2 n$ ，其中， m 为输出神经元数， n 为输入神经元数， a 为 1—10 间的常数，由于本文的样本数为 126 个，故 n 取 7，即隐藏层有 7 个节点，由于输入是连续变量，输出是布尔型离散向量，需对输入量作归一化处理。由公式：实际输入 = 权数 \times (实际值/标准值)，得到实际输入。这样，本文正式计算采用 $16 \times 7 \times 2$ 网络拓扑结构，神经元函数为 Sigmoid 特征函数。

样本分为训练集和预测集。训练集共 126 个样本（财务困境公司与健康公司各占一半），预测集共 40 个样本（财务困境公司与健康公司各占一半）。采用 matlab6.5 软件，迭代次数为 80000 次，经过 20 多分钟迭代后达到误差

控制要求,即达到平均误差小于目标设定值(0.05)。运算得到两个权值矩阵(略)。神经网络模型结果如下:

表 14 BP 神经网络的判别结果

原始值	训练集				预测集			
	预测值		合计	综合准确率%	预测值		合计	综合准确率
	0	1			0	1		
计数	0	60	3	63	17	2	20	92.5%
	1	2	61	63	1	19	20	
百分比	0	95.2%	4.8%		90%	10%		
	1	3%	97%		5%	95%		

其中,训练样本中,I类错误率为4.8%,II类错误率为3%,综合准确率96.1%;预测样本中,I类错误率为10%,II类错误率为5%,综合准确率为92.5%。

(四) 判别结果比较及模型修正

1. 判别结果比较。综合以上三种模型研究结果得表 15,可以看出,改进型 BP 神经网络模型明显优于多元判别分析和 Logistic 回归,其 II 类和综合准确率比多元判别分析分别高出 15% 和 10%,比 Logistic 回归模型分别高出 20% 和 9.5%。而 I 类准确率三者几乎相等。

表 15 预测结果比较

模型	误判个数			预测准确率		
	I 类	II 类	合计	I 类	II 类	综合
MDA	3	4	7	85%	80%	82.5%
Logistic	2	5	7	91%	75%	83%
神经网络	2	1	3	90%	95%	92.5%

同时,为了检验模型的长期预警能力和稳健性,我们将所选样本的($t-4$)年、($t-5$)年的财务数据采用同样的方法依次进行判定分析,所得结果如表 16。

表 16 各年三种方法预测财务困境模型的结果比较

年份	一类错误率(%)			二类错误率(%)			预警准确率(%)		
	MDA	Logistic	神经网络	MDA	Logistic	神经网络	MDA	Logistic	神经网络
$t-3$	15	9	10	20	25	5	82.5	83	92.5
$t-4$	26.5	34.3	15.2	38.9	20.9	23.6	67.3	72.4	80.6
$t-5$	53.7	43.5	32.2	37.1	53.9	36.4	54.6	51.3	65.7

从表 16 可见,多元判别分析、Logistic 回归、BP 神经网络三种预警模型在公司被特别处理前三年预警正确率分别达到 82.5%、83% 和 92.5%,而在

前四年和前五年的预警正确率则分别迅速下降到 67.3%、72.4%、80.6% 和 54.6%、51.3%、65.7%。可见，预警模型的长期预警能力并不十分理想，这可能是由于部分 ST 公司的经营失败具有“突变”性质，从而影响了预警模型的判别效果和提前预警能力。因此，我们有必要结合国内上市公司的实际情况，采用以定量模型为主、定性分析为辅的方法来进一步修正和完善财务困境的预测。

2. 财务困境预警模型的定性指标分析

数量预警模型提供了一个有效的预警信号，但要对上市公司的经营失败做出较为正确的预测，还需要对一些定性情况进行细致分析。

(1) 上市公司股权变动情况：上市公司股权转让，特别是大股东、控股股东发生变化，一般开始发生在中国运营状况开始恶化或已经恶化，大股东寻找有力的合作伙伴，以使公司和自身摆脱困境的情况下。如上市公司的资产重组大多是以股权转让为开端的。

(2) 董事会及高管人员的自律及稳定情况：① 自律情况。关注董事及高管人员有无涉嫌贪污、走私等经济犯罪行为，因为这些行为不仅损害公司形象，还常常对上市公司带来巨大的经济损失；② 人员稳定情况。董事会是公司经营战略的制定者，而高管人员是既定战略的执行人，如果董事和高管人员频繁变动，必然会造成发展战略和经营方针的不稳定和执行偏差，从而影响公司的正常运营。因此，对人员变动频繁的公司也必须加以重视。

(3) 对外担保情况：是产生或有负债的重要原因，关系到上市公司的财务安全和财产完整。2000 年 6 月 6 日中国证监会发布《关于上市公司为他人提供担保有关问题的通知》，明确规定：“上市公司不得以公司资产为本公司的股东、股东的控股子公司、股东的附属企业或者个人债务提供担保。”因此，当上市公司有对外担保行为时，应予以密切关注。

五、结 论

上市公司发生财务危机或经营失败是市场经济条件下优胜劣汰的具体表现。在这种背景下，财务危机事前预警的重要性日益突出。

本文以主成分分析法筛选初始变量，并分别采用了多元判别分析、Logistic 回归分析和改进型 BP 神经网络模型三种方法进行财务困境预测和比较，发现神经网络模型判别效果明显优于多元判别分析和 Logistic 回归分析的预测效果，而多元判别分析和 Logistic 回归分析的判别效果比较接近。由此可见，神经网络模型更适合用于财务困境预测，具有其他两种方法所不具备的优越性。

财务指标包含着预测财务困境的有用信息，利用前三年的财务指标，上述三种模型均可以有效地预测 ST 公司发生财务危机的概率。但是，相比之下，运用前四年和前五年的财务指标，上述三种模型的长期预警能力均不甚理想。为此，需要将定量预警模型与定性指标监控相结合，实时监控公司经

营变化, 建立以定量模型为主、定性分析为辅的上市公司财务困境预测方法, 为企业、政府、债权人防范和化解风险提供可靠的决策依据。

参 考 文 献

- [1] W. Beaver, "Financial Ratios as Predictors of Failures. Empirical Research in Accounting, Selected Studies", *Journal of Accounting Research*, 1966, Supplement to Vol. 5, 71—111.
- [2] E. Altman, "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, 1968, 23(4), 589—609.
- [3] E. Altman, R. Haldeman and P. Narayanan, "Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", *Journal of Banking and Finance*, 1977, 1, 29—54.
- [4] D. Martin, "Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach", *Journal of Banking and Finance*, 1977, 1, 249—276.
- [5] J. Ohlson, "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 1980, 18(1), 109—131.
- [6] A. Aziz, D. Emanuel and G. H. Lawson, "Bankruptcy Prediction—An Investigation of Cash Flow Based Models", *Journal of Management Studies*, 1988, 25, 419—437.
- [7] A. Aziz, and G. H. Lawson, "Cash Flow Reporting and Financial Distress Model: Testing of Hypotheses", *Financial Management*, 1989, 18, 55—63.
- [8] 陈静, "上市公司财务恶化预测的实证分析", 《会计研究》, 1999年第4期, 第31—38页。
- [9] 张玲, "财务危机预警分析判别模型", 《数量经济技术经济研究》, 2002年第3期, 第49—51页。
- [10] 高培业、张道奎, "企业失败判别模型实证研究", 《统计研究》, 2000年第10期, 第46—51页。
- [11] 吴世农、卢贤义, "我国上市公司财务困境的预测模型研究", 《经济研究》, 2001年第6期, 第46—55页。
- [12] 马喜德, "上市公司财务困境预测实证研究", 工作论文, 厦门大学金融系, 2003年。
- [13] 闻新等, 《MATLAB神经网络应用设计》。北京: 科学出版社, 2000年。

A Comparison of Models for the Prediction of Financial Distress in Chinese Stock Market

YUANCHENG HU MANWEN TIAN

(Jiangxi University of Finance and Economics)

Abstract This paper treats getting ST as a signal for a company's financial distress. We first use the principle component method to determine the variables entering the prediction models. Then the multivariate discriminatory analysis, logistic regression, and neural network method are used to in the prediction. Comparing the results of the three models, we find that improved back propagation neural network model is better than multivariate discriminatory analysis and logistic regression in terms of prediction accuracy, and the two latter models' predictions are similar. Therefore, improved back propagation neural network model is more suitable to predict firm's financial distress. However, in terms of long-term prediction, all three models show weaknesses.

JEL Classification C35, C52, G33